

PREDIKSI KADAR POLUTAN DENGAN MENGGUNAKAN JARINGAN SYARAF TIRUAN (JST) UNTUK PEMANTAUAN KUALITAS UDARA DI KOTA SURABAYA

Novie Fitriani Arifien, Syamsul Arifin, Bambang Lelomo Widjiantoro, Aulia Siti Aisjah

Department of Engineering Physics, Faculty of Industrial Technology

ITS Surabaya Indonesia 60111, email: novie_vieri@yahoo.com, syamsul@ep.its.ac.id, blelono@ep.its.ac.id,

auliasa@ep.its.ac.id

Abstract

Ozon troposfer (O_3) merupakan salah satu jenis polutan yang menjadi permasalahan pencemaran udara di kota-kota besar di dunia. Di Surabaya, berdasarkan laporan Badan Lingkungan Hidup (BLH), sejak tahun 2004 konsentrasi ozon troposfer telah melebihi batas baku mutu dan terus meningkat setiap tahunnya sehingga ozon troposfer kini menjadi salah satu polutan udara yang dominan. Oleh karena konsentrasi O_3 yang melebihi standar dapat menyebabkan berbagai dampak negatif bagi kesehatan manusia dan lingkungan sekitar, informasi mengenai konsentrasi O_3 menjadi penting untuk diketahui masyarakat. Saat ini, BLH hanya menggunakan pengukuran secara langsung untuk memonitor konsentrasi O_3 di troposfer sehingga publik hanya dapat mengetahui kondisi saat itu tanpa adanya prediksi mengenai konsentrasi polutan tersebut untuk esok hari. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi konsentrasi O_3 esok hari dengan menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST). Terdapat dua tipe JST yang digunakan dalam penelitian ini yaitu tipe multivariate dan time series. Hasil peramalan kedua model tersebut dibandingkan untuk mendapatkan model terbaik. Parameter pemilihan model dilihat berdasarkan nilai root mean square error (RMSE) dan koefisien determinasi (R^2). Dari kedua model yang diusulkan, didapatkan model terbaik adalah JST multivariate dengan nilai $RMSE = 0.234 \mu g/m^3$ dan $R^2 = 0.93$

Kata Kunci : jaringan syaraf tiruan (JST), ozon, pencemaran udara, Surabaya

1. PENDAHULUAN

Pencemaran udara merupakan salah satu permasalahan yang sering di jumpai di berbagai kota besar. Surabaya sebagai salah satu kota terbesar di Indonesia juga tidak lepas dari permasalahan ini. Dari berbagai indikator pencemar udara, ozon troposfer (O_3) merupakan polutan yang menjadi permasalahan di Kota Surabaya. O_3 merupakan salah satu bahan pencemar udara yang paling dominan dengan konsentrasi maksimum pada jam-jam tertentu melebihi baku mutu udara ambien. Pada periode 2004 – 2007 konsentrasi senyawa ini selalu mengalami peningkatan, hal ini dilihat berdasarkan jumlah hari dimana O_3 memiliki konsentrasi maksimum yaitu dari 8 hari di tahun 2004 menjadi 49 hari ditahun 2007 (BLH, 2008).

Konsentrasi O_3 yang selalu meningkat perlu diantisipasi karena keberadaannya dalam konsentrasi tertentu dapat menimbulkan berbagai dampak negatif baik bagi kesehatan manusia maupun bagi lingkungan. O_3 yang masuk kedalam tubuh dapat menyebabkan infeksi pernafasan, radang paru-paru, asma, dan menurunkan tingkat kekebalan tubuh (Tilton dalam Heo & Kim, 2003). Sedangkan bagi lingkungan keberadaan O_3 dapat menyebabkan kerusakan terhadap daun, menghambat pertumbuhan tanaman dan menghambat produksi biomasa (Lefohn, dkk dalam Heo & Kim, 2003). Berdasarkan hal tersebut, penyajian mengenai kualitas udara dari segi pencemar O_3 sangatlah diperlukan.

Saat ini, pemantauan kualitas udara di Surabaya adalah melalui *quality monitoring system* (AQMS) yang dilakukan oleh Badan Lingkungan Hidup (BLH). Pemantauan dilakukan dengan memasang jaringan pemantau kualitas udara ambien. Jaringan ini bekerja secara otomatis, dimana polutan akan diukur secara langsung di setiap jamnya kemudian di hitung menjadi nilai rata-rata dalam satu hari dan ditampilkan sebagai nilai yang terukur pada hari itu tanpa adanya prediksi mengenai informasi untuk kondisi esok hari.

Penelitian mengenai prediksi terhadap kualitas udara telah banyak dilakukan seperti prediksi tingkat pencemaran udara di Kota Semarang (Warsito, dkk., 2008) menggunakan metode *general regression neural network* yang menghasilkan peramalan dengan rata-rata kuadrat error (MSE) sebesar $38.001 \mu g/m^3$.

Penelitian lainnya adalah peramalan di Kota Khaldiya Kwait (Wahab & Al-Alawi, 2001) menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dan peramalan di Kota Dilovasi Turki (Ozbay, dkk., 2011) menggunakan model *multilayer perceptron* yang menghasilkan peramalan dengan koefisien determinasi sebesar 94% dan 95%.

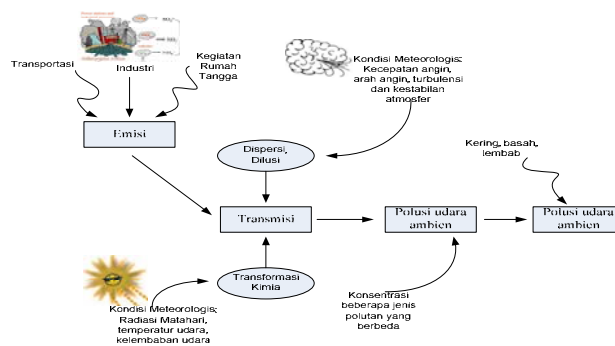
Pada penelitian ini dilakukan prediksi terhadap kualitas udara di Kota Surabaya. Parameter udara yang akan diprediksi adalah konsentrasi O_3 . Metode yang digunakan untuk melakukan prediksi adalah Jaringan Syaraf Tiruan (JST) yang sudah diketahui memiliki keunggulan untuk melakukan adaptasi terhadap kondisi atmosfer yang bersifat non-linier. Melalui penggunaan metode ini, diharapkan dapat memberikan hasil prediksi yang baik seperti pada penelitian sebelumnya sehingga dapat memberikan mengenai kualitas udara di Kota Surabaya terutama konsentrasi O_3 dan dapat dijadikan sebagai salah satu upaya untuk meningkatkan sistem pemantau kualitas udara yang ada di Kota Surabaya.

2. TINJAUAN PUSTAKA

A. Pencemaran Udara

Berdasarkan PP No. 41 Tahun 1999, pencemaran udara diartikan sebagai masuknya atau dimasukkannya zat, energi, dan/atau komponen lain ke dalam udara ambien oleh kegiatan manusia, sehingga mutu udara ambien turun sampai ke tingkat tertentu yang menyebabkan udara ambien tidak dapat memenuhi fungsinya (Priyanto, 2007). Alasan utama dari permasalahan ini adalah pertumbuhan penduduk yang dikombinasikan dengan perubahan fungsi lahan (Mayer, 1999). Berbagai aktivitas yang menjadi sumber pencemar udara di daerah perkotaan antara lain kegiatan transportasi, industri dan kegiatan rumah tangga. Berbagai kegiatan tersebut akan menghasilkan berbagai bahan pencemar udara termasuk polutan yang akan dikaji dalam penelitian ini, yaitu ozon troposfer (O_3).

Berbagai bahan pencemar yang diemisikan akan menyebar dan bercampur di atmosfer (Lyons dalam Mayer, 1999). Pencemaran yang dihasilkan dari setiap sumber akan tersebar di atmosfer melalui proses difusi, dispersi, transformasi kimiawi dan pengenceran. Ilustrasi polusi udara di atmosfer adalah sebagai berikut:



Gambar 1 Jejak polusi di udara (Mayer, 1999)

Bahan pencemar yang di emisikan dari berbagai sumber pencemar akan mengalami transmisi di atmosfer, dimana pada proses ini polutan akan menyebar (dispersi), bercampur (dilusi) ataupun mengalami perubahan secara kimia (transformasi kimia). Pada proses dispersi dan pencampuran kondisi meteorologis seperti kecepatan angin, arah angin turbulensi dan kestabilan atmosfer merupakan variabel yang sangat berpengaruh terhadap konsentrasi polutan. Sedangkan reaksi kimia (transformasi kimiawi) di atmosfer sangat dipengaruhi oleh kondisi cuaca ambient seperti radiasi matahari, temperatur udara, dan kelembaban udara (Mayer, 1999). Reaksi kimia di atmosfer merupakan reaksi yang terjadi antara gas prekursor seperti hidrokarbon dan NO_x dengan cahaya matahari yang kemudian akan menghasilkan produk lain seperti ozon. Setelah mengalami transmisi, polutan akan menjadi polusi udara ambien dan kemudian mengalami deposisi.

B. Pengumpulan Data

Kota Surabaya terletak diantara $07^{\circ}12'-07^{\circ}21'$ Lintang Selatan dan $112^{\circ}36'-112^{\circ}54'$ Bujur Timur. Musim hujan terjadi pada periode november – april dan musim kemarau terjadi pada mei – oktober. Temperatur udara rata-rata antara $22.6^{\circ}C - 34.1^{\circ}C$ dengan tekanan udara rata-rata adalah 1005.2-1013.9 milibar dan kelembaban antara 42% - 97%. Kecepatan angin rata-rata perjam adalah 12-23 km sedangkan curah hujan rata-rata antara 120-190mm (BLH, 2008).

Pengukuran data polutan dilakukan setiap jamnya di tiga stasiun pemantau yang ada. Data polutan yang digunakan dalam penelitian ini adalah konsentrasi NO_2 , O_3 dan SO_2 . Konsentrasi SO_2 diukur dengan menggunakan alat APSA-260 horiba yang bekerja berdasarkan metode *ultraviolet fluorescence* sedangkan

konsentrasi NO_2 diukur dengan menggunakan alat APNA-360 horiba, yang bekerja berdasarkan metode *cross modulationchemiluminescence* (CLD) dan konsentrasi O_3 diukur dengan menggunakan APOA-350 horiba yang bekerja dengan menggunakan prinsip penyerapan ultraviolet. Nilai yang terukur oleh setiap sensor kemudian dikirim ke ruangan ruangan *server* untuk kemudian diolah menjadi nilai Indeks Standar Pencemar Udara (ISPU).

Indeks Standar Pencemar Udara (ISPU)

Indeks Standar pencemar Udara (ISPU) adalah angka yang tidak memiliki satuan yang menggambarkan kondisi kualitas udara ambien di lokasi dan waktu tertentu, yang didasarkan pada dampak terhadap kesehatan manusia, nilai estetika dan makhluk hidup lainnya (BLH , 2008).Nilai ini dapat dijadikan sebagai informasi baik bagi masyarakat maupun bagi pemerintah untuk mewaspadai pencemaran udara.

Tabel 1Indeks Standar Pencemar Udara(BLH , 2008)

Indeks	Kategori	Warna	Penjelasan
1-50	Baik	Hijau	Tingkat kualitas udara yang tidak memberi efek bagi kesehatan manusia atau hewan dan tidak berpengaruh pada tumbuhan, bangunan ataupun nilai estetika
51-100	Sedang	Biru	Tingkat kualitas udara yang tidak berpengaruh pada kesehatan manusia ataupun hewan tetapi berpengaruh pada tumbuhan yang sensitif dan nilai estetika
101-199	Tidak Sehat	Kuning	Tingkat kualitas udara yang bersifat merugikan pada manusia ataupun kelompok hewan yang sensitif atau bisa menimbulkan kerusakan pada tumbuhan
200-299	Sangat Tidak Sehat	Merah	Tingkat kualitas udara yang dapat merugikan kesehatan pada sejumlah segmen populasi yang terpapar
>300	Berbahaya	Hitam	Tingkat kualitas udara yang merugikan yang secara umum dapat merugikan kesehatan yang serius pada populasi

C. Ozon Troposfer

Ozon troposfer (O_3) merupakan polutan sekunder yang dihasilkan berdasarkan reaksi kimia kompleks yang terjadi di atmosfer dari berbagai prekursornya. Senyawa yang menjadi prekursor O_3 antara lain NO_x , CO , CH_4 dan HMHC (Non Metan Hidrokarbon).Reaksi pembentukan O_3 di atmosfer adalah sebagai berikut (Budyono, dkk.,):

- NO akan membebentuk NO_2 melalui reaksi termolecular (pembakaran gas pada temperatur tinggi) yaitu sebagai berikut:



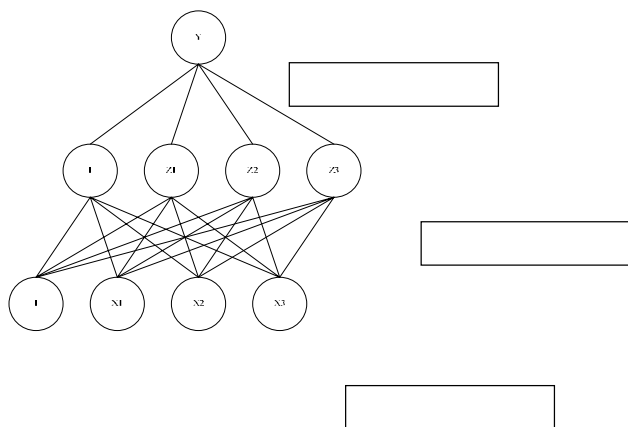
- NO_2 yang telah terbentuk akan terurai kembali karena adanya fotodisosiasi oleh radiasi matahari pada panjang gelombang $< 420 \text{ nm}$



- Proses fotolisis NO_2 akan menghasilkan atom O dan diikuti reaksi molekul oksigen yang mana reaksi ini merupakan mekanisme reaksi dasar pembentukan ozon di troposfer bawah.
$$\text{O} + \text{O}_2 \rightarrow \text{O}_3 \quad (3)$$
- NO yang teremisi melalui udara akan berreaksi dengan ozon dan membentuk NO_2 kembali (reaksi titrasi). Reaksi kimia yang terjadi adalah sebagai berikut:
$$\text{NO} + \text{O}_3 \rightarrow \text{NO}_2 + \text{O}_2 \quad (4)$$

D. Jaringan Syaraf Tiruan (JST)

Jaringan Syaraf Tiruan (JST) diartikan sebagai simulasi yang mengadaptasi karakteristik jaringan syaraf biologi yaitu tersusun dari sekelompok node (neuron) yang saling berhubungan. JST tersusun terdiri dari neuron (node), bobot (weight), fungsi aktivasi, dan lapis (layer). JST merupakan metode yang memiliki kemampuan yang baik untuk memodelkan permasalahan yang berkaitan dengan sistem non-linear.



Gambar 2 Arsitektur backpropagation (Siang, 2005)

Dalam JST, *node* merupakan bagian utama yang membangun arsitektur JST. *Input node* merupakan bagian yang akan menerima masukan dari luar, *hidden node* merupakan bagian yang akan menerima sinyal dari sinyal seluruh *node* pada bagian sebelumnya, sedangkan *output node* merupakan bagian yang akan mengirim informasi kembali ke luar (Ozbay, dkk, 2011).

Proses pelatihan JST pada penelitian ini adalah dengan menggunakan *backpropagation*. Terdapat tiga fase dalam pelatihan ini, yaitu propagasi maju, propagasi mundur dan perubahan bobot. Kalkulasi pada setiap fase adalah sebagai berikut (Siang, 2005):

a. Fase I: Propagasi maju

Seluruh sinyal masukan (x) akan dipropagasikan maju ke lapisan tersembunyi (z) dengan menggunakan fungsi aktivasi tertentu yaitu sebagai berikut:

$$z_{net1} = v_{1,z1} + \sum_{i=1}^n x_i \cdot v_{i,z1} \quad (5)$$

Dan

$$z1 = f(z_{net1}) \quad (6)$$

Persamaan 5 dan 6 juga berlaku untuk menghitung propagasi maju dari lapisan tersembunyi (z) ke (y). Error antara nilai keluaran (y) dan target akan dibandingkan dengan batas toleransinya. Jika nilai kesalahan lebih kecil dibandingkan batas toleransi maka iterasi akan di hentikan. Namun jika terjadi hal sebaliknya, proses kalkulasi dilanjutkan pada fase II.

b. Fase II : Propagasi Mundur

Nilai kesalahan yang dihasilkan pada fase I dijadikan acuan untuk menghitung faktor delta (δ) yang nantinya akan digunakan untuk mendistribusikan kesalahan ke unit y dan ke seluruh unit tersembunyi yang terhubung ke y . Perhitungan untuk nilai δ adalah sebagai berikut:

$$\delta = (t - y) f'(y_{net}) = (t - y) y (1 - y) \quad (7)$$

Setelah didapatkan nilai delta, kemudian dilakukan perhitungan terhadap perubahan bobot sebagai berikut:

$$\Delta w_{z1,j} = \alpha \cdot \delta \cdot z1 \quad (8)$$

Perhitungan dari lapisan tersembunyi ke lapisan masukan dilakukan sebagai berikut:

$$\delta_{net\ x1} = \sum_{k=1}^n \delta_{w_{k1,x1}} \quad (9)$$

Faktor δ unit tersembunyi adalah

$$\delta_{x1} = \delta_{netx1} \cdot f'(\delta_{netx1}) = \delta_{netx1} \cdot x1(1 - x1) \quad (10)$$

Setelah melakukan perhitungan dengan menggunakan persamaan 9 kemudian dilakukan perhitungan perubahan bobot pada bobot yang terhubung dari bagian *hidden layer* ke *input layer* yaitu sebagai berikut:

$$\Delta v_{x1,x1} = \alpha \cdot \delta_{x1} \cdot x1 \quad (11)$$

c. Fase III : perubahan Bobot

Fase terakhir yang dilakukan adalah melakukan perubahan bobot terhadap semua *node*. Perubahan bobot dihitung sebagai berikut:

$$w_{baru} = w_{lama} + \Delta w$$

Atau

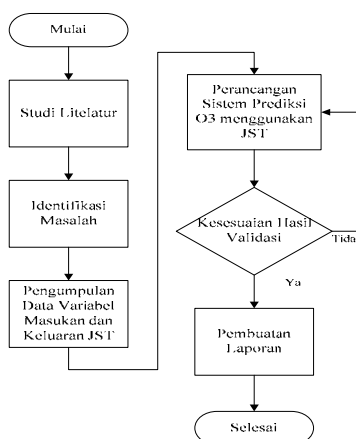
$$v_{baru} = v_{lama} + \Delta v \quad (12)$$

Perhitungan dari fase 1 sampai fase 3 dilakukan secara terus menerus sampai didapatkan kondisi berhenti yang diharapkan. Biasanya nilai berhenti yang digunakan ditunjukkan berdasarkan nilai iterasi atau nilai error. Iterasi akan berhenti jika nilai iterasi yang diinginkan sudah tercapai atau iterasi akan dihentikan ketika nilai error yang dihadapkan sudah tercapai.

3. METODOLOGI PENELITIAN

E. Alur Penelitian

Berikutnya, dilakukan perancangan sistem prediksi O_3 menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan (JST). Keberhasilan permodelan JST dilihat berdasarkan nilai RMSE dan R^2 . Model JST yang menghasilkan peramalan terbaik akan diimplementasikan kedalam *software* prediktor O_3 yang dibuat dengan menggunakan pemrograman *visual basic* (VB). Setelah proses perancangan selesai, kemudian dilakukan analisa kerja dan ketepatan prediksi terhadap hasil perancangan untuk kemudian dibuat laporan hasil penelitian. Secara singkat, metodologi penelitian dijelaskan pada diagram alur berikut:



Gambar 3 Alur penelitian

F. Pemodelan Jaringan Syaraf Tiruan (JST)

Pada penelitian ini pemodelan dilakukan dengan menggunakan JST *multivariate* dan *time series*. Persiapan data yang digunakan untuk masing-masing tipe seperti tertera pada tabel 2.

Langkah pertama yang dilakukan untuk melakukan pemodelan adalah dengan membagi total data menjadi dua bagian yaitu data *training* (minimum 2/3 total data) dan validasi. Selanjutnya, dilakukan persiapan data melalui proses *scaling* sebagai berikut:

$$X_2 = \frac{X_1 - \min(X)}{\max(X) - \min(X)} \quad (15)$$

Dimana :
 X_2 : data hasil *scaling*
 X_1 : data yang akan di skala
 $\min(X)$: nilai minimum pada data
 $\max(X)$: nilai maximum pada data

Berikutnya adalah proses *training*. Pada setiap tipe JST akan dikembangkan menjadi dua model yaitu *multivariate* model I dan II serta *time series* model I dan II. Pengembangan JST *multivariate* model I dan II ditujukan untuk mengetahui model arsitektur JST terbaik yang dapat digunakan untuk melakukan pemodelan O_3 . Berikut merupakan perbedaan untuk arsitektur pada JST *multivariate* model I dan II:

- Fungsi aktivasi pada *hidden layer* (2) berupa *logsig* dan *tansig*.
- Banyaknya *hidden layer* adalah 1 dan 2 *hidden layer*.
- Banyaknya *hidden node* adalah 3 pada *hiddenlayer* ke 1 (10, 15, dan 20) dan 5 pada *hidden layer* ke 2 (5, 10, 15, 17, 20).

Pada tipe JST *time series*, arsitektur yang digunakan adalah arsitektur yang menghasilkan peramalan terbaik pada tipe *multivariate*. *Time series* model I dan II dibedakan hanya berdasarkan kerangka waktu yang dijadikan sebagai prediktor (tabel 1). Kriteria yang digunakan untuk menilai baik tidaknya hasil permodelan adalah nilai *root mean square error* (RMSE) dan koefisien determinasi (R^2). Persamaan matematis untuk kedua kriteria tersebut adalah

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (\hat{Y}_i - Y_i)^2}{N}} \quad (16)$$

$$R^2 = \frac{\sum(Y_i - \bar{Y})^2 - \sum(\hat{Y}_i - \bar{Y})^2}{\sum(Y_i - \bar{Y})^2} \quad (17)$$

Dimana:
 Y_i : data prediksi JST
 \bar{Y} : rata-rata prediksi JST
 \hat{Y}_i : data target JST
 N : jumlah data

Tabel 2 Persiapan Data JST

JST	Data Input	Data Output	Jumlah Data Training	Jumlah data Validasi
<i>Multivariate</i> model I	<ul style="list-style-type: none"> • Kecepatan angin rata-rata • Arah angin rata-rata • Kelembaban udara rata-rata • Temperatur udara rata-rata • Radiasi matahari rata-rata • Konsentrasi NO_2 rata-rata • Konsentrasi SO_2 rata-rata 	Konsentrasi O_3 rata-rata	1057	352
<i>Multivariate</i> Model II	<ul style="list-style-type: none"> • Konsentrasi O_3 (t-1) • Konsentrasi O_3 (t) 	Konsentrasi O_3 (t+1) hari	1055	352
<i>Time Series</i> Model I	<ul style="list-style-type: none"> • Konsentrasi O_3 (t-2) • Konsentrasi O_3 (t) 	Konsentrasi O_3 (t+2) hari	1053	352

G. Perancangan Software Prediktor O_3

Model JST terbaik diimplementasikan untuk membuat *software* prediktor O_3 . Bahasa pemrograman yang digunakan adalah *Visual Basic* (VB). Langkah pertama yang dilakukan dengan menyimpan seluruh data variabel pada *excel*. Kemudian data tersebut dikirim ke *software* prediktor untuk dilakukan perhitungan

dengan menggunakan model JST yang telah dibuat. Hasil prediksi JST akan ditampilkan pada simulator dan juga disimpan di dalam *excel*.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

H. Hasil Pemodelan

Training JST

Pada JST *multivariate* permodelan dilakukan dengan memetakan hubungan antara variabel yang berpengaruh pada keberadaan O_3 terhadap konsentrasi O_3 yang ada di atmosfer. Pada permodelan ini, variabel yang dijadikan sebagai prediktor adalah arah angin, kecepatan angin, kelembaban, temperatur, radiasi global, konsentrasi NO_2 serta konsentrasi SO_2 dan variabel keluaran berupa konsentrasi O_3 . Data yang digunakan untuk proses *training* adalah 1057 data, sedangkan untuk validasi adalah 352 data. Hasil yang didapatkan untuk JST *multivariate* adalah sebagai berikut:

Tabel 3 Hasil Training JST *Multivariate*

JST	Arsitektur	F. Aktivasi	RMSE $\mu\text{g}/\text{m}^3$	R^2
Model I	[7 10 1]	[Tansig Purelin]	0.270	0.57
		[Logsig Purelin]	0.274	0.56
	[7 15 1]	[Tansig Purelin]	0.242	0.65
		[Logsig Purelin]	0.240	0.66
	[7 20 1]	[Tansig Purelin]	0.218	0.80
		[Logsig Purelin]	0.223	0.71
Model II	[7 20 5 1]	[Tansig Tansig Purelin]	0.163	0.84
		[Tansig Logsig Purelin]	0.172	0.83
	[7 20 10 1]	[Tansig Tansig Purelin]	0.146	0.87
		[Tansig Logsig Purelin]	0.140	0.89
	[7 20 15 1]	[Tansig Tansig Purelin]	0.109	0.93
		[Tansig Logsig Purelin]	0.109	0.93
	[7 20 17 1]	[Tansig Tansig Purelin]	0.103	0.94
		[Tansig Logsig Purelin]	0.097	0.94
	[7 20 20 1]	[Tansig Tansig Purelin]	0.079	0.96
		[Tansig Logsig Purelin]	0.076	0.97

Berdasarkan tabel 3 dapat kita ketahui bahwa hasil prediksi terbaik ditunjukkan oleh *multivariate* model II. Model ini memiliki 2 *hidden layer* dengan jumlah *node* adalah 7 20 20 1 yaitu 7 *node* pada *input layer*, 20 *node* pada *hidden layer* 1, 20 *node* pada *hidden layer* 2 dan 1 *node* pada *output layer*. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah tansig untuk *input layer* ke *hidden layer* I, logsig untuk *hidden layer* I ke *hidden layer* II dan purelin untuk *hidden layer* II ke *output layer*. Proses *training* berhenti karena telah mencapai jumlah iterasi yang diharapkan yaitu 1000 epoch. Performansi yang didapatkan adalah RMSE sebesar 0.076 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ dan koefisien determinasi (R^2) antara data hasil prediksi JST dan data aktual sebesar 0.93.

Error yang dihasilkan dari pemodelan ini adalah 2%, sehingga dapat kita simpulkan bahwa akurasi peramalan dari model ini adalah 98%. Tingginya tingkat akurasi peramalan juga dapat dijelaskan berdasarkan analisa regresi linier. Koefisien determinasi sebesar 0.966 atau 0.97 memberikan informasi bahwa hasil peramalan mampu menjelaskan variabilitas data aktual sebesar 97%.

Melalui pemodelan ini, dapat kita ketahui bahwa banyaknya *hidden layer* yang digunakan akan memberikan kontribusi besar terhadap hasil peramalan JST. Semakin banyak jumlah *hidden layer* maka hasil peramalan akan semakin baik. Hal ini dapat terjadi karena semakin banyak *hidden layer* maka jumlah *node* yang dimiliki oleh arsitektur tersebut akan semakin banyak sehingga informasi yang diberikan ke lapisan keluaran akan semakin banyak (Siang, 2005).

Pemodelan selanjutnya adalah JST tipe *time series*. Tipe ini juga dikembangkan menjadi model I dan II. Pengembangan model ditujukan untuk mengetahui pengaruh kerangka waktu terhadap hasil peramalan. Kedua Model dibedakan berdasarkan variabel yang digunakan sebagai prediktor. Pada model I, prediktor berupa konsentrasi O_3 saat ini (t) dan satu hari sebelumnya (t-1) sedangkan pada model II, prediktor berupa konsentrasi O_3 saat ini (t) dan dua hari sebelumnya (t-2). Pemodelan ini menggunakan arsitektur yang sama dengan arsitektur terbaik yang dihasilkan dari peramalan *multivariate*. Hasil *training* pada pemodelan ini diberikan pada tabel berikut:

Tabel 4 Hasil *Training* JST *Time Series*

JST	Arsitektur	F. Aktivasi	RMSE $\mu\text{g}/\text{m}^3$	R^2
Model I	[2 20 20 1]	[Tansig logsig Purelin]	0.115	0.81
Model II			0.148	0.67

Model *time series* terbaik ditunjukkan oleh model I yang menghasilkan performansi peramalan $\text{RMSE} = 0.115 \mu\text{g}/\text{m}^3$ dan $R^2 = 0.81$. Hasil ini memberikan pemahaman bahwa konsentrasi O_3 pada hari sebelumnya akan memberikan pengaruh terhadap kondisi yang akan datang. Hal ini sangat dimungkinkan terjadi karena pada siklus O_3 di atmosfer, keberadaan senyawa ini juga digunakan dalam proses titrasi untuk menghasilkan senyawa NO_2 . Error yang dihasilkan berdasarkan model ini adalah 9% sehingga tingkat akurasi peramalan adalah 91%. Koefisien determinasi sebesar 0.81 menunjukkan bahwa 81% data hasil prediksi JST telah mampu menjelaskan variabilitas data aktual.

Penurunan performansi yang terjadi dari model I ke model II memberikan penjelasan bahwa variabel prediktor yang digunakan memberikan pengaruh terhadap hasil peramalan. Semakin jauh interval waktu yang dijadikan sebagai prediktor maka hasil peramalan akan semakin menurun. Pada JST, peramalan terhadap nilai yang akan datang dilakukan melalui pola kejadian dimasa lampau. Interval waktu yang terlalu lebar menyebabkan jumlah data yang digunakan semakin sedikit sehingga kemampuan JST untuk mengenali pola data akan semakin menurun.

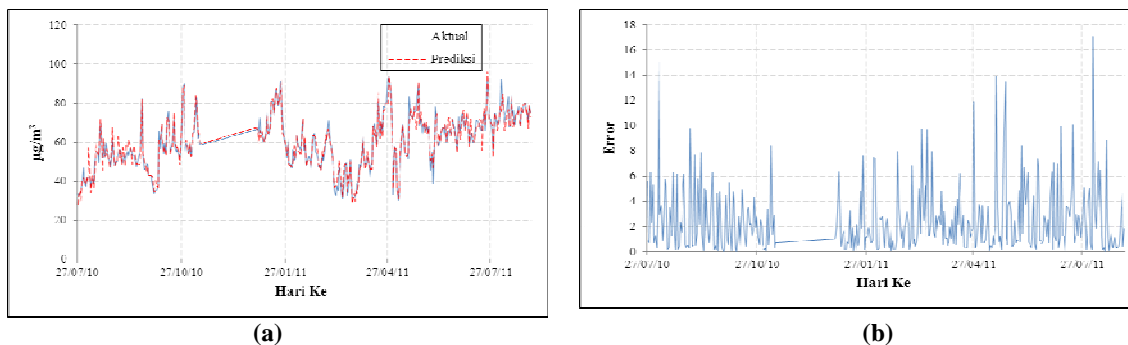
Validasi JST

Validasi dilakukan terhadap model JST yang memiliki nilai performansi terbaik pada setiap tipe. Hal ini dilakukan dengan tujuan untuk menguji kehandalam model yang telah dibuat. Data yang digunakan dalam proses validasi merupakan data yang tidak ikut dalam proses *training* dengan jumlah 352 data. Data validasi akan digunakan untuk menguji bobot JST yang telah didapatkan dari proses *training*. Hasil prediksi JST akan dibandingkan dengan data aktual. Ukuran baik buruknya hasil validasi juga ditunjukkan oleh nilai RMSE dan R^2 . Model yang memberikan hasil validasi terbaik lah yang akan digunakan untuk membangun *software* prediksi konsentrasi O_3 . Hasil validasi terhadap seluruh model model JST diberikan pada tabel berikut:

Tabel 5 Hasil Validasi

JST	Arsitektur	F. Aktivasi	RMSE $\mu\text{g}/\text{m}^3$	R^2
<i>Multivariate</i>	[Tansig Logslog Purelin]	[7 20 20 1]	0.234	0.93
<i>Time series</i> model I		[2 20 20 1]	0.296	0.81
<i>Time series</i> model II			0.663	0.69

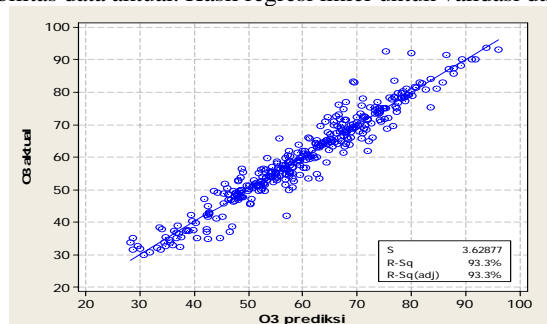
Dengan membandingkan hasil validasi padamodel terbaik dari setiap tipe yang di rancang, dapat dilihat bahwa model *multivariate* memberikan hasil terbaik dibandingkan model lainnya. Model ini memiliki nilai RMSE paling kecil dan nilai R^2 terbesar. Hasil validasi terhadap model iniditunjukkan pada gambar berikut:



Gambar 4 Hasil validasi (a) plot data (b) plot error

Pada gambar 4a dapat kita lihat bahwa hasil prediksi JST telah mampu mengikuti pola data aktual, hal ini ditunjukkan dengan grafik merah yang hampir menumpuk dengan grafik biru. Keberhasilan peramalan ini juga ditunjukkan dengan amplitudo yang hampir sama. Nilai error yang dihasilkan dari peramalan ini diberikan pada gambar 4b. Error peramalan yang dihasilkan dari data validasi adalah 4% sehingga dapat kita simpulkan bahwa tingkat akurasi peramalan adalah 96%.

Analisa tingkat keberhasilan peramalan juga dilakukan melalui regresi linier. Regresi yang dilakukan antara data aktual dan data validasi akan memberikan informasi seberapa besar hasil peramalan mampu menjelaskan variabilitas data aktual. Hasil regresi linier untuk validasi data diberikan sebagai berikut:



Gambar 5 Regresi linier terhadap data validasi

Hasil regresi menunjukkan nilai R^2 adalah 93.33%. Nilai tersebut memberikan informasi bahwa 93.33% variabilitas yang dimiliki oleh data aktual dapat dijelaskan oleh hasil pemodelan JST *multivariate*. Selanjutnya, model ini akan diimplementasikan kedalam *software* prediktor konsentrasi O_3 .

Jika dilakukan perbandingan terhadap penelitian sebelumnya maka penelitian ini telah menunjukkan hasil yang baik. Hal ini dilihat berdasarkan hasil validasi dengan nilai MSE yang lebih kecil dan nilai R^2 yang berada di atas 0.9 atau 90%. Pada penelitian ini, nilai *mean square error* (MSE) dari denormalisasi data validasi didapatkan sebesar $13.097 \mu\text{g}/\text{m}^3$ sedangkan koefisien determinasi (R^2) bernilai 0.93 atau 93%. Penelitian sebelumnya yaitu prediksi tingkat pencemaran udara di Kota Semarang (Warsito, dkk., 2008) menggunakan metode *general regression neural network* memiliki $\text{MSE} = 38.001 \mu\text{g}/\text{m}^3$. Sedangkan untuk penelitian peramalan di Kota Khaldiya Kwait (Wahab & Al-Alawi, 2001) dengan menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dan di Kota Dilovasi Turki (Ozbay, dkk., 2011) menggunakan model *multilayer perceptrons* memberikan hasil peramalan terbaik dengan koefisien determinasi masing-masing 94% dan 95%.

Perbedaan nilai performansi antara penelitian ini dan penelitian sebelumnya disebabkan oleh beberapa faktor, yaitu jumlah variabel prediktor dan data yang digunakan untuk melakukan pemodelan.

Pada penelitian sebelumnya jumlah prediktor yang digunakan pada penelitian di Kota Semarang, Khaldiya Kwait, dan Dilovasi Turki masing-masing adalah 3, 13, dan 15 sedangkan pada penelitian ini adalah 7 variabel. Pada JST, peramalan terhadap suatu keadaan/kondisi dimasa yang akan datang dilakukan berdasarkan pola kejadian yang terjadi dari beberapa waktu sebelumnya. Itulah alasan mengapa semakin

banyak jumlah prediktor maka hasil prediksi akan semakin baik karena informasi dari nilai/keadaan sebelumnya akan semakin banyak dan pola perubahan dapat dengan mudah dipetakan oleh jaringan. Data yang digunakan pada penelitian ini merupakan nilai rata-rata harian dari 3 stasiun pemantau yang berada pada lokasi berbeda. Hal ini berarti nilai dari setiap variabel adalah sama untuk seluruh lokasi di Kota Surabaya, sedangkan pada penelitian sebelumnya data pemodelan diambil dari satu stasiun pemantau. Alasan tersebut sangatlah mungkin menyebabkan error pada penelitian ini menjadi lebih besar.

I. Pembahasan

Berdasarkan validasi yang telah dilakukan didapatkan model terbaik untuk melakukan peramalan terhadap konsentrasi O_3 adalah JST *multivariate* dengan arsitektur 7 20 20 1 dengan fungsi aktivasi berupa tansing pada lapisan *input* ke *hidden layer I*, logsig pada lapisan *hidden layer I* ke *hidden layer II* dan purelin pada lapisan *hidden layer II* ke *output layer*. Performansi yang didapatkan adalah RMSE 0.234 $\mu g/m^3$ dan $R^2 = 0.93$. Beberapa faktor yang menjadikan model ini mampu memberikan peramalan yang lebih baik adalah arsitektur JST yang digunakan dan variabel yang dijadikan sebagai prediktor.

Dari segi arsitektur, dapat kita amati berdasarkan pemodelan pada JST *multivariate* model I dan II. Dari tiga parameter yang di ubah, penurunan error *training* yang sangat signifikan terjadi ketika dilakukan penambahan jumlah *hidden layer* yaitu dari RMSE 0.218 $\mu g/m^3$ menjadi 0.076 $\mu g/m^3$. Pada pemodelan JST, penambahan jumlah *node* pada fungsi aktivasi yang tepat akan menyebabkan informasi yang disampaikan ke lapisan keluaran semakin besar sehingga hasil prediksi akan semakin tepat. Hal tersebut merupakan alasan mengapa pada *hidden layer* yang lebih banyak akan menghasilkan peramalan yang lebih baik, karena dengan bertambahnya *hidden layer* maka *node* yang ada pada arsitektur tersebut akan semakin banyak. Namun sebagai konsekwensi dari jumlah *node* yang semakin banyak, maka proses *training* akan memerlukan waktu yang lebih lama.

Faktor berikutnya adalah variabel yang dijadikan sebagai prediktor. Pengujian terhadap variabel prediktor dapat kita lihat dengan membandingkan hasil pemodelan JST *multivariate* dan *time series*. Jumlah prediktor yang lebih banyak akan menghasilkan nilai RMSE yang lebih rendah. Pada model *multivariate* digunakan 7 prediktor (kecepatan angin, arah angin, temperatur, kelembaban udara, radiasi matahari, konsentrasi SO_2 dan NO_2) yang menghasilkan peramalan lebih baik dibandingkan dengan JST *time series* model I yang menggunakan 2 prediktor (konsentrasi O_3 pada saat n dan $n-1$). Pada JST, peramalan terhadap suatu keadaan/kondisi dimasa yang akan datang dilakukan berdasarkan pola kejadian yang terjadi dari beberapa waktu sebelumnya. Itulah alasan mengapa semakin banyak jumlah prediktor maka hasil prediksi akan semakin baik karena informasi dari nilai/keadaan sebelumnya akan semakin banyak dan pola perubahan dapat dengan mudah dipetakan oleh jaringan.

Pengaruh prediktor terhadap hasil peramalan juga dapat dilihat melalui pemodelan pada JST *time series*. Dengan membandingkan JST *time series* model I dan II dapat kita ketahui pengaruh kerangka waktu terhadap hasil peramalan. Prediktor dengan interval ($n-1$) akan memiliki hasil peramalan yang lebih akurat dibandingkan dengan prediktor yang memiliki interval ($n-2$). Dalam penggunaan arsitektur yang sama, semakin jauh jangkauan prediksi maka kemampuan JST untuk meramal akan semakin menurun karena informasi yang digunakan JST untuk mengenali pola akan semakin sedikit. Penurunan kemampuan JST untuk mengenali pola ditandai dengan nilai RMSE yang semakin besar. RMSE merupakan nilai yang merepresentasikan error antara hasil prediksi dengan nilai aktual sehingga semakin besar nilainya, error antara nilai aktual dan nilai prediksi akan semakin besar.

Selain dua faktor diatas, faktor lain yang berpengaruh adalah data yang digunakan untuk melakukan pemodelan. Pada penelitian ini, data yang digunakan merupakan nilai rata-rata harian dari 3 stasiun pemantau yang berada pada lokasi berbeda. Hal ini berarti nilai dari setiap variabel adalah sama untuk seluruh lokasi di Kota Surabaya. Berikutnya adalah adanya data yang hilang pada periode tertentu. Nilai yang hilang dibiarkan sehingga pola data lompat dari satu waktu ke waktu berikutnya. Hal tersebut merupakan alasan yang juga memberikan kontribusi terhadap error peramalan JST.

5. PENUTUP

J. Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan pada perancangan prediktor O_3 dengan menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan di dapatkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Model JST terbaik untuk melakukan peramalan terhadap konsentrasi O_3 di esok hari adalah JST *multivariate* dengan arsitektur 7-20-20-1 dan fungsi aktivasi berupa tansing pada *input layer*, logsig pada *hidden layer* serta purelin pada *output layer*.
2. Hasil validasi terhadap model terbaik memberikan performansi RMSE 0.234 $\mu g/m^3$ dan nilai R^2 sebesar 0.93 atau 93%.

3. Pemodelan yang telah dilakukan mampu meningkatkan hasil prediksi dengan memiliki $MSE = 13.097 \mu\text{g}/\text{m}^3$ lebih rendah jika dibandingkan dengan hasil penelitian sebelumnya yang menggunakan *regression neural network* yang memiliki $MSE = 38.001 \mu\text{g}/\text{m}^3$.
K. Saran
Dari hasil penelitian yang telah dilakukan, saran yang perlu disampaikan pada tugas akhir ini adalah
1. Data yang digunakan untuk melakukan peramalan sebaiknya merupakan rata-rata per jam dari setiap variabel sehingga data yang digunakan untuk melakukan *training* lebih banyak dan lebih mewakili konsentrasi di setiap jamnya.
2. Variabel yang digunakan sebagai prediktor ditambah, bukan hanya terkait variabel meteorologis dan polutan primer.
3. Perlu dilakukan analisa lebih lanjut terkait hasil peramalan yang dihasilkan seperti menggunakan metode elemen hingga, sehingga peramalan yang dihasilkan tidak diwakili oleh satu nilai namun dapat kita ketahui nilai konsentrasi O_3 untuk masing-masing stasiun pemantau.

DAFTAR PUSTAKA

- BLH . (2008). *Laporan Pemeliharaan Stasiun Monitoring Udara Ambient Tahun 2008*. Surabaya.
- Heo, J. S., & Kim, D. S. (2003). A New Method of Ozone Forecasting Using Fuzzy Expert and Neural Network Syatem. *Science of the Total Environment*, 221-237.
- Mayer, H. (1999). Air Pollution in Cities. *Atmospheric Environment*, 4029-4037.
- Ozbay, B., Keskin, G. A., Dogruparmak, S. C., & Ayberk, S. (2011). Predicting Tropospheric Ozon Concentration in Different Temporal Scales by Using Multilayer Perceptrons Models. *Ecological Informatics*, 242-247.
- Priyanto, H. (2007). *Hasil Pemeriksaan Atas Program Langit Biru pada Kementrian Lingkungan Hidup dan Instansi Terkait*. Jakarta: 2007.
- Santosa, I., & Prayogi, T. (2008). *Analisis Pencemaran Udara O_3 dan PM_{10} Pada Bulan Terbasah dan Bulan Terkering (Studi Kasus: DKI Jakarta)*. Bogor: Institut Pertanian Bogor.
- Siang, J. J. (2005). *Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya Menggunakan Matlab*. Yogyakarta: Andi.
- Wahab, S., & Al-Alawi, S. (2001). Assenssment and Prediction of Tropospheric Ozone Concentration Levels Using Artificial Neural Network. *Environmental Modelling & Software*, 219-228.